

УДК 519.68

О СРАВНЕНИИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ДВУХ РАЗЛИЧНЫХ МЕТОДОВ САМОНАСТРОЙКИ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Фисак А.В.,

Научный руководитель проф. Семенкин Е.С.

*Сибирский государственный аэрокосмический университет
имени академика М. Ф. Решетнёва*

Генетические алгоритмы (ГА) давно доказали свою высокую эффективность на широком круге задач. Однако надежность их работы и требуемые ресурсы сильно зависят от выбранных настроек алгоритма. Даже для опытного исследователя выбор оптимальных параметров является сложной задачей. При неудачном же ее решении алгоритм может не справиться с оптимизацией. В связи с этим возникает потребность в разработке процедур, автоматизирующих решение данной задачи.

В работах Гомеса и Банзафа представлены две схемы динамической самонастройки параметров генетического алгоритма. Гибридный самонастраивающийся эволюционный алгоритм Гомеса представляет собой гибридизацию ГА и эволюционных стратегий, так как внутри хромосомы записываются действительными числами вероятности применения операторов. При этом вероятности выбора операторов для каждого индивида изменяются отдельно. В методе самонастройки Банзафа, напротив, вероятности не хранятся внутри индивидов и настраиваются на уровне популяции, то есть сразу для всех хромосом. В обеих схемах производится настройка вероятностей выбора только одного генетического оператора, но у стандартного ГА три вида операторов: селекция, скрещивание и мутация. Так как автоматизация выбора лишь одного из них существенно не улучшит ситуацию, то необходимо расширить данные методы для трех операторов.

Данная работа посвящена разработке, исследованию эффективности и сравнению самонастраивающихся генетических алгоритмов для решения задач условной оптимизации на основе вышеупомянутых методов. Для достижения поставленных целей были выполнены следующие этапы:

- создана программная система, реализующая генетический алгоритм для решения задач условной оптимизации с двумя методами самонастройки операторов;
- исследована эффективность методов в отдельности на наборе тестовых задач условной оптимизации;
- проведено сравнение рассматриваемых подходов с использованием непараметрического критерия Вилкоксона, применяемого при необходимости определить существенно ли различаются средние значения несвязных выборок на уровне значимости α ;
- на основе полученных результатов исследования сделаны выводы о целесообразности использования реализованных методов самонастройки.

В программе реализованы три вида селекции: пропорциональная, ранговая, турнирная; три вида скрещивания: одноточечное, двухточечное, равномерное; три вида мутации: слабая, средняя, сильная. В стандартном ГА пользователь сам обязан выбирать тип селекции, тип скрещивания и тип мутации, самонастраивающийся же алгоритм лишен этого недостатка.

Остановимся на каждом методе подробнее. Гибридный самонастраивающийся эволюционный алгоритм начинается с инициализации популяции. Также нужно задать начальные значения вероятностей выбора операторов для каждого индивида. Так как у нас нет какой-либо априорной информации о том, какой оператор предпочтительнее, то

начальные значения вероятностей будут равны между собой. В каждую хромосому, кроме решения, кодируется еще 9 чисел, первые три – это вероятности выбора определенного типа селекции, следующие три числа – предназначены для хранения вероятностей выбора типа скрещивания и последняя тройка отводится для мутации. Причем вероятности записываются в хромосому не нулями и единицами, а вещественными числами. Далее начинается первая итерация ГА: для каждого индивида генерируется случайное число δ от 0 до 1, которое представляет собой скорость изменения вероятностей выбора операторов. В массив *rates* из индивида декодируются вероятности выбора операторов. Случайным образом, в соответствии с *rates*, выбираются генетические операторы, которые будут применены к этому индивиду. Непосредственно применяем выбранные операторы, получаем потомков, случайно выбираем одного из них. Сравниваем его пригодность с пригодностью индивида, которого мы рассматриваем на текущем шаге, если она больше, то перемещаем найденного потомка в следующее поколение, если меньше, то перемещаем исходного индивида. Затем необходимо пересчитать значение вероятностей по следующим формулам в случае, если потомок имеет большую пригодность по сравнению с исходным индивидом:

$$\begin{aligned} rates[TypeOfSel] &= (1 + \delta) \cdot rates[TypeOfSel]; \\ rates[TypeOfCros] &= (1 + \delta) \cdot rates[TypeOfCros]; \\ rates[TypeOfMut] &= (1 + \delta) \cdot rates[TypeOfMut], \end{aligned}$$

иначе по этим:

$$\begin{aligned} rates[TypeOfSel] &= (1 - \delta) \cdot rates[TypeOfSel]; \\ rates[TypeOfCros] &= (1 - \delta) \cdot rates[TypeOfCros]; \\ rates[TypeOfMut] &= (1 - \delta) \cdot rates[TypeOfMut], \end{aligned}$$

где *rates[TypeOfSel]*, *rates[TypeOfCros]* и *rates[TypeOfMut]* – соответственно вероятности использованных на данном шаге операторов селекции, скрещивания и мутации. Перезаписываем полученные вероятности в индивида, которого переместили в следующее поколение и переходим к очередному индивиду. После того как все хромосомы в популяции прошли развитие, заканчивается первая итерация алгоритма и начинается новая. Так продолжается до тех пор, пока не будут пройдено заданное пользователем число поколений.

Алгоритм самонастройки параметров на уровне популяции проще для реализации и понимания. Схема данного алгоритма такая же, как у обычного ГА, за исключением того, что для получения очередного потомка каждый раз случайным образом в соответствии с вероятностями выбираются разные операторы. При этом вероятности хранятся в отдельном массиве, а не внутри хромосом, и одновременно изменяются для популяции в целом. Они адаптируются на основе информации успешного и не успешного применения операторов по формуле:

$$p_i = p_{all} + r_i \frac{(100 - n \cdot p_{all})}{scale},$$

где $scale = \sum_{j=1}^n r_i$, а $r_i = \frac{success_i^2}{used_i}$, *used_i* – число, показывающее сколько раз был применен *i* оператор, *success_i* – количество раз, когда оператор *i* привел к успеху, то есть пригодность потомка оказалась лучше средней пригодности родительских индивидов; $p_{all} = \frac{20}{n}$, *n* – число операторов.

В качестве критериев эффективности были выбраны – надежность алгоритма (процент удачных запусков, в ходе которых решение найдено с необходимой точностью) и среднее число поколений до первого обнаружения искомого решения. Оценки критериев делались на основе статистики, набранной по результатам серии независимых запусков алгоритма.

Ниже в таблицы представлена часть результатов полученных в ходе исследования:

№ тестовой задачи	ГА с методом ДШ	ГА с методом СШ	ГСЭА с методом ДШ	ГА настраивающийся модификацией алгоритма Банзафа с методом ДШ	ГСЭА с методом СШ	ГА настраивающийся модификацией алгоритма Банзафа с методом СШ
1	65/100	70/100	100	100	100	100
2	6/18	8/24	22	2	38	12
3	62/100	78/100	100	98	100	100
4	60/100	77/100	100	78	100	96
5	34/94	42/100	94	20	100	62
6	63/100	69/100	100	98	100	100
7	34/96	62/100	94	20	100	76
8	27/78	56/100	76	6	100	92
9	53/100	95/100	100	86	100	100

Здесь ДШ – динамические штрафы, СШ – смертельные штрафы и ГСЭА – гибридный самонастраивающийся эволюционный алгоритм. Во втором и третьем столбике число до черты – это усредненная надежность алгоритма по 27 запускам программы, в данном случае каждый запуск программы – это 50 независимых запусков ГА с разными комбинациями операторов селекции, скрещивания и мутации. Число после черты – это надежность алгоритма, при лучшей комбинации генетических операторов. Поиск решения производился с точностью 0.01. В последующих столбцах приведены оценки надежности самонастраивающихся алгоритмов, полученные путем усреднения результатов по 50 независимых запускам. Число индивидов и поколений для первых 7 задач равно 100 и 100 соответственно. Для 8 задачи 75 и 75. Для 9 эти числа также одинаковые и равны 50.

Приведенная выше таблица доказывает целесообразность использования, как гибридного самонастраивающегося эволюционного алгоритма, так и алгоритма со вторым методом настройки вместо обычного генетического алгоритма, так как они не требуют выбора операторов и имеют достаточно высокую надежность. Также в ходе исследования с помощью критерия Вилкоксона была подтверждена значительная разница в эффективности работы данных самонастраивающихся оптимизационных процедур в пользу гибридной.